## ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 3 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РЕГРЕСІЇ ТА НЕКОНТРОЬОВАНОГО НАВЧАННЯ

**Мета роботи:** використовуючи спеціалізовані бібліотеки і мову програмування Руthоп дослідити методи регресії та неконтрольованої класифікації даних у машинному навчанні.

Завдання 2.1 Створення регресора однієї змінної.

```
import pickle
import numpy as np
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm

Amport matplotlib.pyplot as plt

input_file = 'data_singlevar_regr.txt'

# Завантаження даних
data = np.loadtxt(input_file, delimiter=',')

X, y = data[:,:-1], data[:,-1]

# Розбивка даних на навчальний та тестовий набори
num_training = int(0.8 * len(X))
num_test = len(X) - num_training

# Tpenysanshi дані

X_train, y_train = X[:num_training], y[:num_training]

# Tecrosi дані

X_test, y_test = X[num_training:], y[num_training:]

# Cтворення об'єкта лінійного регресора
regressor = linear_model.LinearRegression()

# Tpenysanня моделі
regressor.fit(X_train, y_train)

# Mporнозування результату
y_test_pred = regressor.predict(X_test)

# Noбудова графіка
plt.scatter(X_test, y_test, color='green')
plt.plot(X_test, y_test_pred, color='black', linewidth=4)
plt.xticks(())
plt.slow()

# Dispaxyвання метрик
onint("Linear_regressor_performance:")
```

					ДУ «Житомирська політехніка».20.121.12.					
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата						
Розр	<b>0</b> б.	Надворний М.Ю.				Літ.	Арк.	Аркушів		
Пере	евір.	Філіпов В.О.					1	17		
Керіє	зник									
Н. контр.						ФІКТ Гр. ІПЗк-20-1				
Зав.	каф.						•			

```
# <u>Обрахування метрик</u>
print("Linear regressor performance:")
print("Mean absolute error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Mean squared error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Median absolute error =", round(sm.median_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Explain variance score =", round(sm.explained_variance_score(y_test, y_test_pred), 2))
print("R2 score =", round(sm.r2_score(y_test, y_test_pred), 2))
# <u>Файл для збереження моделі</u>
output_model_file = 'model.pkl'
# <u>3береження моделі</u>
with open(output_model.file, 'wb') as f:
    pickle.dump(regressor, f)
# <u>3авантаження моделі</u>
with open(output_model_file, 'rb') as f:
    regressor_model = pickle.load(f)
y_test_pred_new = regressor_model.predict(X_test)
print("\nNew mean absolute error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred_new), 2))
```

Рис 1. Код програми файлу LR\_3\_task\_1m

```
Mean absolute error = 0.59
Mean squared error = 0.49
Median absolute error = 0.51
Explain variance score = 0.86
R2 score = 0.86

New mean absolute error = 0.59

Process finished with exit code 0
```

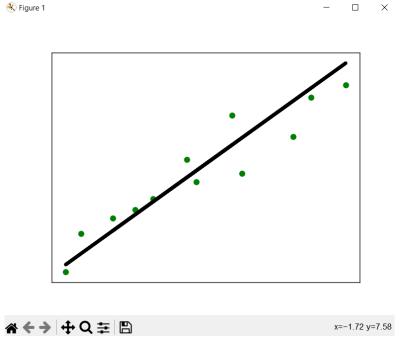


Рис 2. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_1m

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

**Висновок:** модель для вихідних даних побудована валідно. МАЕ, МЅЕ – середня якість. Показник R2 – добре.

Завдання 2.2. Передбачення за допомогою регресії однієї змінної.

**Номер** – 12

Варіант – 2

№ за списком	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
№ варіанту	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5

```
import pickle
import numpy as np
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm
import matplotlib.pyplot as plt
# Вхідний файл, який містить дані
input_file = 'data_regr_2.txt'
data = np.loadtxt(input_file, delimiter=',')
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]
num_training = int(0.8 * len(X))
num_test = len(X) - num_training
X_train, y_train = X[:num_training], y[:num_training]
X_test, y_test = X[num_training:], y[num_training:]
# Створення об'єкта лінійного регресора
regressor = linear_model.LinearRegression()
regressor.fit(X_train, y_train)
y_test_pred = regressor.predict(X_test)
plt.scatter(X_test, y_test, color='green')
plt.plot(X_test, y_test_pred, color='black', linewidth=4)
plt.xticks(())
plt.yticks(())
plt.show()
```

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
print("R2 score =", round(sm.r2_score(y_test, y_test_pred), 2))
# Файл для збереження моделі
output_model_file = 'model.pkl'
# 36ереження моделі
with open(output_model_file, 'wb') as f:
    pickle.dump(regressor, f)
# 3авантаження моделі
with open(output_model_file, 'rb') as f:
    regressor_model = pickle.load(f)

y_test_pred_new = regressor_model.predict(X_test)
print("\nNew mean absolute error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred_new), 2))
```

Рис 3. Код програми файлу LR\_3\_task\_2m

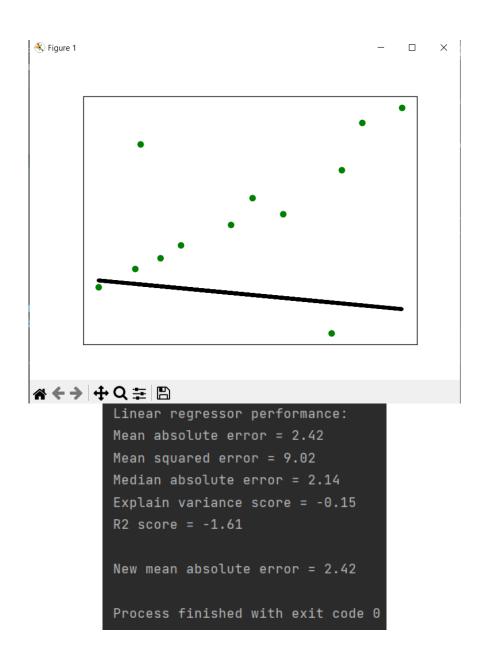


Рис 4. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_2m

		Надворний М.Ю			
		Філіпов В.О.			
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	

## Завдання 2.3. Створення багатовимірного регресора.

```
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm

from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

# Вхідний файл, який містить дані
input_file = 'data_multivar_regr.txt'

# Завантаження даних
data = np.loadtxt(input_file, delimiter=',')

X y y = data[:, :-1], data[:, -1]

# Розбияка даних на навчальний та тестовий набори
num_training = int(0.8 * len(X))
num_test = len(X) - num_training

# [ренувальні дані

X_train, y_train = X[:num_training], y[:num_training]

# Iectosi дані

X_test, y_test = X[num_training:], y[num_training:]

# Creopenha ob'ekta niniйнoro perpecopa

linear_regressor = linear_model.LinearRegression()

# Ipenyaanha mogeni
linear_regressor.fit(X_train, y_train)

# Прогнозування результату
y_test_pred = linear_regressor.predict(X_test)

# Обрахування метрик
print("Linear Regressor performance:")
print("Mean absolute error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Mean absolute error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Mean absolute error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Median absolute error =", round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Explained variance score =", round(sm.explained_variance_score(y_test, y_test_pred), 2))
# Donihomianha perpecia
nalumomial = Polynomial Eastures(damnea=10)
```

```
polynomial = PolynomialFeatures(degree=10)

X_train_transformed = polynomial.fit_transform(X_train)

datapoint = [[7.75, 6.35, 5.56]]

poly_datapoint = polynomial.fit_transform(datapoint)

poly_linear_model = linear_model.LinearRegression()

poly_linear_model.fit(X_train_transformed, y_train)

print("\nLinear regression:\n", linear_regressor.predict(datapoint))

print("\nPolynomial regression:\n", poly_linear_model.predict(poly_datapoint))
```

Рис 5. Код програми файлу LR\_3\_task\_3m

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
Linear Regressor performance:
Mean absolute error = 3.58
Mean squared error = 20.31
Median absolute error = 2.99
Explained variance score = 0.86
R2 score = 0.86

Linear regression:
[36.05286276]

Polynomial regression:
[41.46007151]

Process finished with exit code 0
```

Рис 6. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_3

**Висновок:** Порівнюючи з лінійним регресором, полономіальний регресор більш кращий, тобто дозволяє показувати кращі результати. На це вказує значення 41.45.

Завдання 2.4. Регресія багатьох змінних.

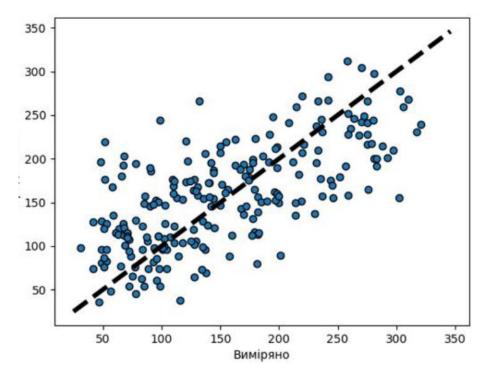
```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn import datasets, linear_model
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.model_selection import train_test_split

diabetes = datasets.load_diabetes()
x = diabetes.data
y = diabetes.target
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train_test_split(X, y, test_size=0.5, ran-
dom_state=0)
regr = linear_model.LinearRegression()
regr.fit(Xtrain, ytrain)
ypred = regr.predict(Xtest)
# OopaxyaaHHH Metpuk
print("regr.coef =", np.round(regr.coef_, 2))
print("Regr.intercept =", round(regr.intercept_, 2))
print("Regr.intercept =", round(regr.intercept_, 2))
print("Mean absolute error =", round(mean_absolute_error(ytest, ypred), 2))
fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(ytest, ypred, edgecolors=(0, 0, 0))
ax.plot([y.min(), y.max()], [y.min(), y.max()], 'k--', lw=4)
ax.set_xlabel('Виміряно')
ax.set_ylabel('Передбачено')
plt.show()
```

Рис 7. Код програми файлу LR\_3\_task\_4

Арк. 6

		Надворний М.Ю			
		Філіпов В.О.			ДУ «Житомирська політехніка».20.121.12 – Лр3
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	



```
regr.coef = [ -20.4 -265.89 564.65 325.56 -692.16 395.56 23.5 116.36 843.95 12.72]
regr.intercept = 154.36
R2 score = 0.44
Mean absolute error = 44.8
Mean squared error = 3075.33

Process finished with exit code 0
```

Рис 8. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_5

Завдання 2.5. Самостійна побудова регресії.

№ за списком	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
№ варіанту	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm

from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

# Fenepauia даних
m = 100

X = 6 * np.random.rand(m, 1) - 3

y = 0.6 * X ** 2 + X + 2 + np.random.randn(m, 1)

X = X.reshape(-1, 1)

y = y.reshape(-1, 1)

# Jinidha perpecia
linear_regressor = linear_model.LinearRegression()
linear_regressor.fit(X, y)

# Moninomian=ha perpecia
polynomial = PolynomialFeatures(degres=2, include_bias=False)

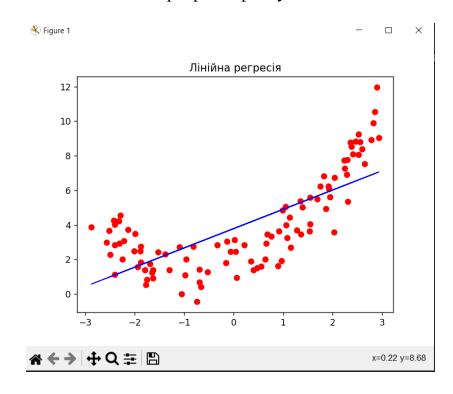
X_poly = polynomial.fit_transform(X)
polynomial.fit(X_poly, y)
poly_linear_model = linear_model.LinearRegression()
poly_linear_model.fit(X_poly, y)

y_pred = poly_linear_model.predict(X_poly)
print("\nr2: ", sm.r2_score(y, y_pred))

# Jinidha perpecia
plt.scatter(X, y, color='red')
plt.plot(X, linear_regressor.predict(X), color='blue', linewidth=1)
plt.title("Jinidha perpecia")
plt.show()

# Ronihowianbha perpecia
plt.scatter(X, y, color='red')
plt.plot(X, y_pred, "+", color='blue', linewidth=2)
nlt title("Ronihomianbha perpecia")
plt.scatter(X, y, color='red')
plt.plot(X, y_pred, "+", color='blue', linewidth=2)
nlt title("Ronihomianbha perpecia")
```

Рис 9. Код програми файлу LR\_3\_task\_5



		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

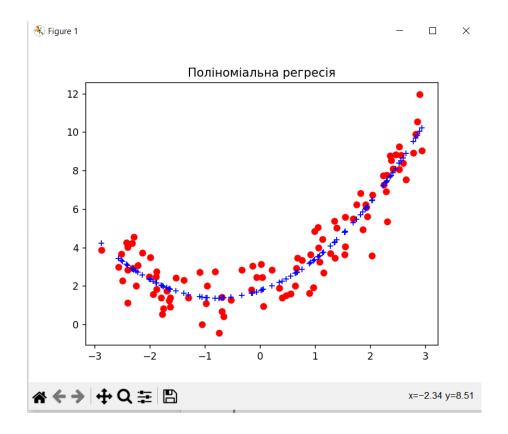


Рис 10. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_5

Завдання 2.6. Побудова кривих навчання.

№ за списком	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
№ варіанту	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
PolynomialFeatures(degree=10, include_bias=False)),

("lin_reg", linear_model.LinearRegression())

plot_learning_curves(polynomial_regression, X, y)
```

Рис 11. Код програми файлу LR\_3\_task\_6

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

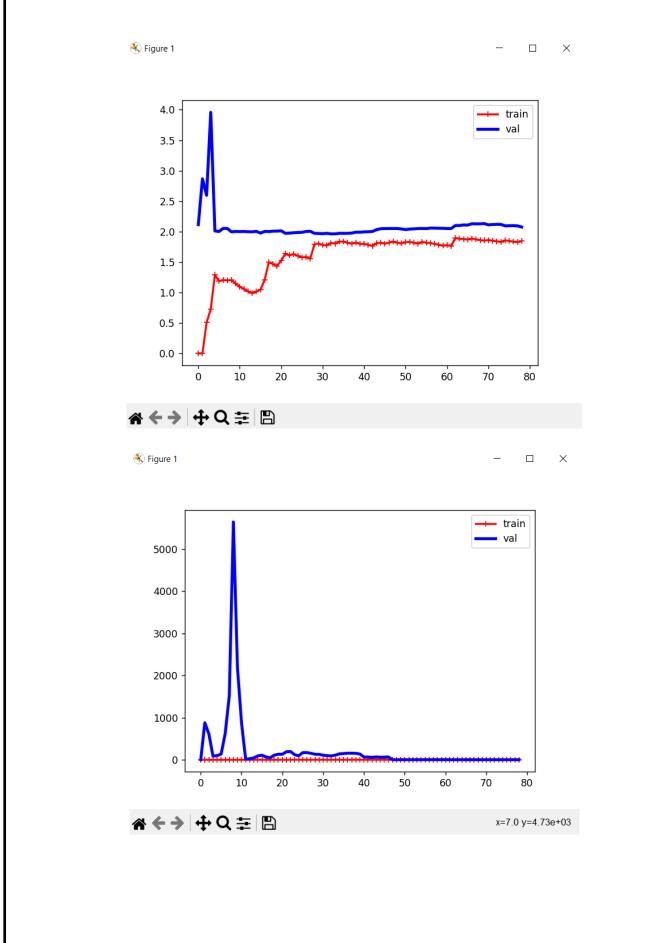


Рис 12. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_6

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

**Висновок:** для з'ясування ступеня складності необхідної моделі ми можемо використати криві навчання. Для досягнення успіху необхідно досягти компромісу між зміщенням та дисперсією. В нашому випадку найкращий результат показала модель 2 ступеня.

Завдання 2.7. Кластеризація даних за допомогою методу к-середніх.

Межі кластерів

Межі кластерів

Вхідні дані

Вхідні дані

Вхідні дані

Вхідні дані

Рис 13. Код програми файлу LR\_3\_task\_7

Рис 14. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_7

**Висновок:** метод k-середніх валідно працює, але за умови, відомої кількісті кластерів.

Арк. 12

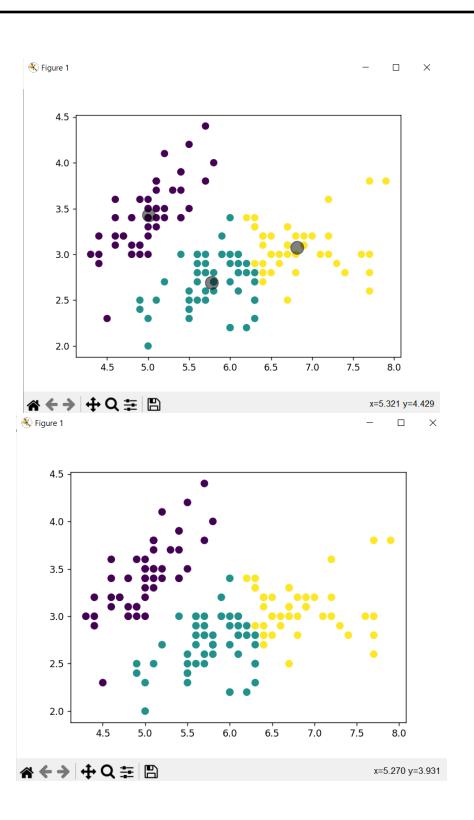
		Надворний М.Ю			
		Філіпов В.О.			ДУ «Житомирська політехніка».20.121.12 — Лр3
Змн	Апк	№ докум	Підпис	Лата	

## Завдання 2.8. Кластеризація K-середніх для набору даних Iris.

```
from sklearn import datasets
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.metrics import pairwise_distances_argmin
centers, labels = find_clusters(X, 3, rseed=0)
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=labels, s=50, cmap='viridis')
```

Рис 15. Код програми файлу LR\_3\_task\_8

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата



		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

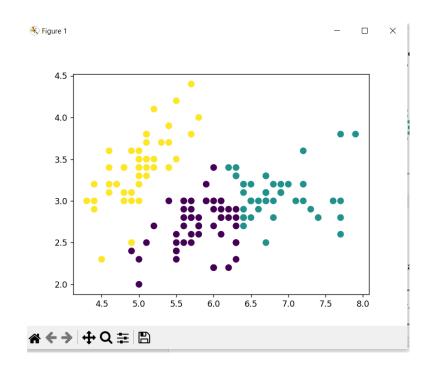


Рис 16. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_8

## **Завдання 2.9.** Оцінка кількості кластерів з використанням методу зсуву середнього.

```
import numpy as np
import matplottib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import MeanShift, estimate_bandwidth
from itertools import cycle

# Завантаження даних

X = np.loadtxt('data_clustering.txt', delimiter=',')
# Оцінка ширини вікна для X

bandwidth_X = estimate_bandwidth(X, quantile=0.1, n_samples=len(X))
# Кластеризація даних методом зсуву середнього
meanshift_model = MeanShift(bandwidth=bandwidth_X, bin_seeding=True)
meanshift_model.fsit(X)
# Витягування центрів кластерів
cluster_centers = meanshift_model.cluster_centers_
print('\nCenters of clusters:\n', cluster_centers)
# Оцінка кількості кластерів
labels = meanshift_model.labels_
num_clusters = len(np.unique(labels))
print("\nNumber of clusters in input data =", num_clusters)
# Відображення на графіку точок та центрів кластерів
plt.figure()
markers = 'о+хvs'

# Відображення на графіку точок, що належать поточному кластеру
plt.scatter(X(labels == i, 0], X(labels == i, 1], marker=marker,
color=np.random.rand(3,))
# Відображення на графіку центру кластера
cluster_center = cluster_centers[i]
plt.plot(cluster_center[0], cluster_center[1], marker='o',
markeriacecolor='black', markeredgecolor='red',

markeriacecolor='black', markeredgecolor='red',
```

Рис 17. Код програми файлу LR\_3\_task\_9

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

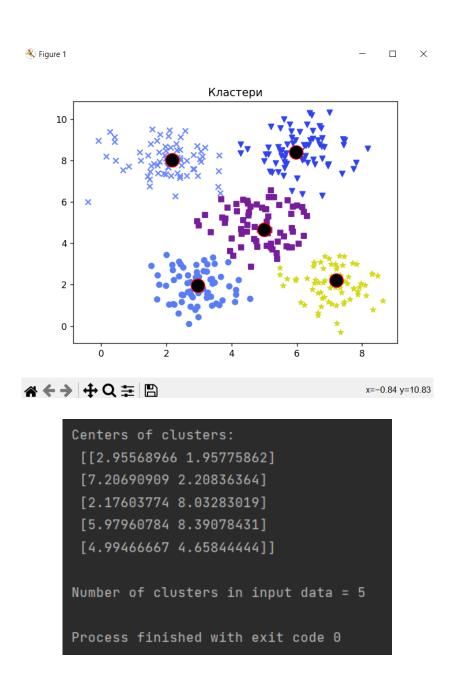


Рис 18. Результат виконання коду файлу LR\_3\_task\_9

Метод зсуву середнього – доволі валідний алгоритм, головною перевагою якого  $\varepsilon$  непотрібність жодних припущень щодо базового розподілу даних, має змогу обробляти довільні простори функцій, проте важливу роль відіграє обрана ширина вікна (bandwidth).

		Надворний М.Ю		
		Філіпов В.О.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Bı	исноі	<b>вок:</b> піл час	: викон	ання	лабораторної роботи я навчився: використовува	ти
					ву програмування Python, досліджувати методи р	be-
гр	есії т	а неконтрол	ьовано	ї клас	сифікації даних у машинному навчанні.	
По	осила	ння на гіт: 1	nttps://g	ithub	.com/Max1648/Artificial-Intelligence2	
			1 0		C	
		Надворний М.Ю				Арк.
		Філіпов В.О.			ДУ «Житомирська політехніка».20.121.12 — Лр3	17
Змн.	$Ap\kappa$ .	№ докум.	Підпис	Дата		